



Classification de Données Cérébrales par Système d'Inférence Flou pour l'Utilisation d'Interfaces Cerveau-Ordinateur en Réalité Virtuelle

Fabien Lotte, Anatole Lécuyer, Yann Renard, Fabrice Lamarche, Bruno Arnaldi

► To cite this version:

Fabien Lotte, Anatole Lécuyer, Yann Renard, Fabrice Lamarche, Bruno Arnaldi. Classification de Données Cérébrales par Système d'Inférence Flou pour l'Utilisation d'Interfaces Cerveau-Ordinateur en Réalité Virtuelle. 1ères journées de l'AFRV, Nov 2006, Paris, France. inria-00134956

HAL Id: inria-00134956

<https://inria.hal.science/inria-00134956>

Submitted on 6 Mar 2007

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Classification de Données Cérébrales par Système d'Inférence Flou pour l'Utilisation d'Interfaces Cerveau-Ordinateur en Réalité Virtuelle

Fabien Lotte*
IRISA-INSA Rennes

Anatole Lécuyer†
IRISA-INRIA Rennes

Yann Renard‡
IRISA-INRIA Rennes

Fabrice Lamarche§
IRISA-Université de Rennes 1

Bruno Arnaldi¶
IRISA-INSA Rennes

RÉSUMÉ

Cet article a deux objectifs principaux. Le premier est de proposer un état-de-l'art sur l'utilisation des interfaces cerveau-ordinateur en réalité virtuelle. De telles interfaces permettent à un utilisateur d'envoyer des commandes à un ordinateur en faisant varier son activité cérébrale, cette dernière étant mesurée et traitée par le système. Le deuxième objectif est de présenter les premiers résultats que nous avons obtenus dans le but de concevoir une interface cerveau-ordinateur. Au cours de ces travaux, nous avons démontré l'intérêt des systèmes d'inférence flous pour la classification de différents types d'activité cérébrale. À terme, il est envisagé d'utiliser ces algorithmes au sein d'une interface cerveau-ordinateur couplée à un environnement virtuel.

Keywords: Réalité Virtuelle (RV), interfaces cerveau-ordinateur, BCI, ElectroEncéphaloGraphie (EEG), interaction, classification, système d'inférence flou, logique floue

1 INTRODUCTION

Depuis une quinzaine d'années, un nouveau type d'interface se développe de manière spectaculaire : les interfaces cerveau-ordinateur ou Brain-Computer Interfaces (BCI) en anglais [45]. Ces interfaces permettent à leurs utilisateurs d'envoyer des commandes à des ordinateurs uniquement par le biais de leurs pensées, en produisant différents types d'activité cérébrale.

Les applications des BCI concernent principalement les domaines de la réhabilitation et du handicap. En effet, les BCI sont un nouveau moyen de communication pour des personnes atteintes de paralysie totale [22]. Cependant, d'autres applications sont actuellement étudiées et envisagées. La Réalité Virtuelle (RV), par exemple, semble être un domaine d'application très prometteur [17].

Un des problèmes majeurs impliqué par la conception d'une BCI est l'identification automatique de la classe (ou type) d'activité cérébrale effectuée par l'utilisateur. Pour remédier à ce problème, la très grande majorité des BCI existantes utilisent un algorithme de classification. Afin de réaliser les BCI les plus efficaces possibles, de nombreux algorithmes de classification ont été explorés, tels que les réseaux de neurones [20] ou l'analyse linéaire discriminante [24]. Dans cet article nous proposons une nouvelle méthode pour classer les données cérébrales, basée sur l'utilisation d'algorithmes appelés systèmes d'inférence flous. Cette méthode a été élaborée dans le cadre du projet national Open-ViBE qui a pour thème de recherche les BCI et leur lien avec la RV [1] [2].

Dans la suite de cet article, nous présentons les BCI et proposons un état-de-l'art de leur utilisation en RV (parties 2 et 3). En partie 4, cet article présente le projet Open-ViBE et ses premiers résultats.

La partie 5 décrit la méthode que nous proposons pour classer les données cérébrales à l'aide de systèmes d'inférence flous. Nous montrons alors que ces algorithmes sont une méthode prometteuse et intéressante pour l'identification automatique des différents types d'activité cérébrale produits par les utilisateurs de BCI.

2 LES INTERFACES CERVEAU-ORDINATEUR

Une interface cerveau-ordinateur permet à un utilisateur d'envoyer des commandes à un ordinateur en faisant varier son activité cérébrale. Une BCI peut être décrite comme un système en boucle fermée, composé de six étapes principales : (1) mesure de l'activité cérébrale, (2) prétraitement, (3) extraction de caractéristiques, (4) classification, (5) traduction en une commande et (6) retour perceptif. Ce principe est schématisé sur la Figure 1.

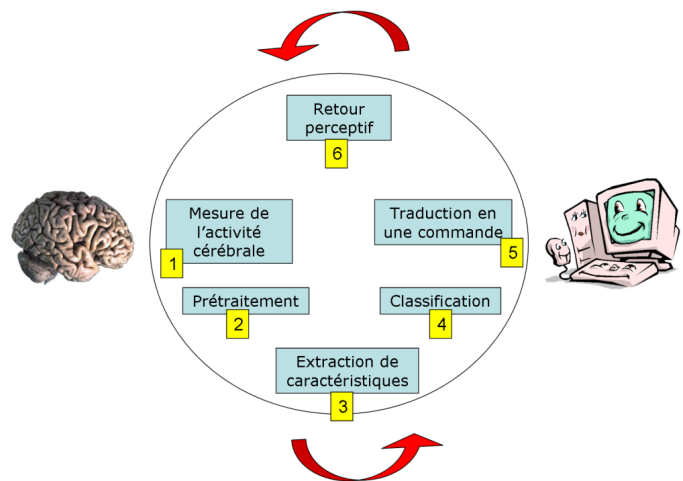


FIG. 1: Schéma général de fonctionnement d'une interface cerveau-ordinateur.

Les six parties suivantes décrivent plus précisément ces différents points.

2.1 Mesure de l'activité cérébrale

La première étape nécessaire au fonctionnement d'une BCI consiste à mesurer l'activité cérébrale du sujet, alors que celui-ci effectue une ou plusieurs tâches mentales. Pour ce faire, de nombreuses méthodes existent telles que la MagnétoEncéphaloGraphie (MEG), l'Imagerie par Résonance Magnétique fonctionnelle (fMRI) ou encore l'ElectroCorticoGraphie (ECoG) [46].

La méthode la plus utilisée reste cependant l'ElectroEncéphaloGraphie (EEG) qui mesure, grâce à des électrodes, les micro-courants présents en surface du cuir chevelu. Ceux-ci sont le résultat des échanges électriques entre neurones. Cette méthode est peu coûteuse, non-invasive et fournit une bonne résolution temporelle. Par conséquent, la majeure partie de la recherche en BCI se concentre sur l'EEG comme mesure de l'activité cérébrale.

*e-mail:fabien.lotte@irisa.fr

†e-mail:anatole.lecuyer@irisa.fr

‡e-mail:yann.renard@irisa.fr

§e-mail:fabrice.lamarche@irisa.fr

¶e-mail:burno.arnaldi@irisa.fr

2.2 Prétraitement

Une fois les données acquises, il est souvent nécessaire de les prétraiter afin de nettoyer les signaux et/ou de mettre en valeur l'information intéressante qui peut y être enfouie. En effet, les signaux EEG sont réputés pour être très bruités car pouvant être facilement perturbés électriquement, par l'activité musculaire des yeux ou du visage par exemple. Pour effectuer ce prétraitement, différents filtres spatio-temporels sont utilisés. Les plus répandus sont l'Analyse en Composante Indépendante (ACI) et l'Analyse en Composante Principale (ACP) [21].

2.3 Extraction de caractéristiques

La mesure de l'activité cérébrale par EEG conduit à l'acquisition d'une quantité de données considérable. En effet, les signaux sont enregistrés avec un nombre d'électrodes allant de 2 à 128 et à une fréquence variant traditionnellement entre 100 et 1000 Hz. Dans le but d'obtenir les meilleures performances possibles, il est nécessaire de travailler avec un plus petit nombre de valeurs qui vont décrire certaines propriétés pertinentes des signaux. Ces valeurs sont appelées "caractéristiques". Elles sont agrégées sous forme d'un vecteur appelé "vecteur de caractéristiques". Parmi les caractéristiques extraites des EEG pour concevoir des BCI on peut citer la puissance dans certaines bandes de fréquences [24] ou bien les coefficients de modèles autorégressifs décrivant le signal [23].

2.4 Classification

Le but de cette étape est d'attribuer automatiquement une classe au vecteur de caractéristiques extrait précédemment. Cette classe représente le type de la tâche mentale effectuée par l'utilisateur de l'interface. La classification est réalisée à l'aide d'algorithmes appelés "classifieurs". Les classifieurs sont capables d'apprendre à identifier la classe d'un vecteur de caractéristiques, à l'aide d'ensembles d'apprentissage. Ces ensembles sont composés de vecteurs de caractéristiques étiquetés avec leur classe d'appartenance. Dans le domaine des BCI, les classifieurs les plus populaires sont l'analyse linéaire discriminante [24], les réseaux de neurones [20] et les Séparateurs à Vastes Marges (SVM) [37] [28]. Il est important de noter que même si le nombre de tâches mentales à identifier est faible (généralement deux), les taux de classification correcte atteignent très rarement 100 %. En effet, de nombreux paramètres rendent toute la phase d'identification très difficile. Parmi ceux-ci on peut citer le bruit présent dans les EEG, la variabilité de ces mêmes signaux, la concentration requise par les sujets pour contrôler la BCI, etc.

2.5 Traduction en commande

Une fois la classe du signal identifiée, il ne reste plus qu'à associer celle-ci à une commande particulière qui permet, par exemple, de faire bouger une prothèse de main [19], un robot [29] ou d'interagir avec un environnement virtuel [17].

2.6 Retour perceptif

La dernière étape consiste à renvoyer à l'utilisateur une information (visuelle, sonore, ...) sur les tâches mentales qu'il effectue. Cela lui permet de savoir s'il a correctement effectué celles-ci ou pas, et par la même occasion, d'apprendre à maîtriser son activité cérébrale. Cette étape n'est pas présente dans toutes les BCI mais permet généralement d'augmenter les performances et de diminuer le temps d'apprentissage nécessaire pour maîtriser un tel système [45]. La RV fait partie des retours possibles et utilisés.

3 INTERFACES CERVEAU-ORDINATEUR POUR LA RÉALITÉ VIRTUELLE

La réalité virtuelle est une application à fort potentiel pour les BCI [17]. Cette partie propose un état-de-l'art de l'utilisation des BCI en réalité virtuelle. Celle-ci décrit tout d'abord les travaux

précurseurs de Bayliss et Ballard puis présente les différents travaux qui ont suivi. Ils sont divisés en deux catégories selon que les BCI sont utilisées comme interface pour naviguer dans un environnement virtuel ou bien pour sélectionner/manipuler des objets virtuels.

3.1 Travaux précurseurs

Les premiers travaux visant à étudier la possibilité d'utiliser des BCI en environnements virtuels ont été réalisés en 2000 par Bayliss et Ballard [5]. Dans cette étude, les sujets prenaient part à une simulation de conduite traditionnelle, en environnement virtuel. Au cours de cette simulation, il leur était demandé d'arrêter la voiture lors de l'apparition d'un feu rouge. La mesure de leur activité cérébrale par EEG a montré que l'apparition de feux rouges déclenchait alors un signal cérébral particulier appelé P300 [5]. Ce signal est en effet connu comme étant un pic d'amplitude positive, survenant 300 ms après un évènement rare et attendu. Il est d'ailleurs utilisé pour piloter de nombreux types de BCI différents [45]. Une analyse hors-ligne de ces signaux a montré que l'on pouvait identifier automatiquement l'apparition de ces P300. Cette étude a donc révélé que les signaux traditionnellement utilisés pour piloter des BCI, ici le P300, peuvent aussi être utilisés quand le sujet est immergé dans un environnement virtuel. Par conséquent, il est possible de concevoir une BCI pouvant interagir en-ligne avec un environnement virtuel. Dans cette étude, les auteurs ont suggéré d'arrêter automatiquement la voiture lors de la détection d'un P300, c'est-à-dire lors de l'apparition d'un feu rouge. Enfin, cette étude a suggéré que la RV pouvait être un contexte beaucoup plus motivant pour les sujets que la plupart des autres conditions expérimentales utilisées en BCI, à savoir de simples flèches et/ou croix se déplaçant sur un écran d'ordinateur.

3.2 Navigation en environnement virtuel

La majorité des travaux existants utilisent les BCI pour naviguer dans des Environnements Virtuels (EV). Ces travaux sont ici divisés en deux catégories, selon que la BCI permet d'effectuer une rotation de la caméra ou un déplacement dans l'EV.

3.2.1 Rotation de la caméra

Afin de permettre aux utilisateurs des BCI d'effectuer des rotations (et donc de changer leur point de vue) dans des EV, deux types de signaux cérébraux ont été utilisés : l'imagerie motrice et l'autorégulation d'un rythme physiologique appelé μ .

L'imagerie motrice consiste, pour l'utilisateur, à imaginer des mouvements de ses propres membres, comme les mains ou les pieds par exemple. De telles tâches mentales sont réputées comme déclenchant des variations reconnaissables dans les signaux EEG [35]. Leeb *et al* ainsi que Friedmann *et al* se sont servis d'imagination de mouvements des mains gauche et droite comme signaux cérébraux pilotant une BCI. Ils ont mis au point des expériences utilisant des BCI pour changer de points de vue, respectivement dans une salle de conférence virtuelle [26] et dans un bar virtuel [18]. Lors de celles-ci, des mouvements imaginés de la main gauche permettaient de faire tourner la caméra vers la gauche, tandis que des mouvements imaginés de la main droite faisaient naturellement tourner la caméra vers la droite. Friedmann *et al* ont également étudié l'impact de l'immersion, et donc de la sensation de présence, sur les performances. Il ont alors montré que plus l'immersion était grande, plus les utilisateurs arrivaient à effectuer correctement les tâches mentales requises, ce qui avait pour effet d'augmenter le taux de classification [18]. Les meilleures performances ont été obtenues dans l'environnement le plus immersif, ici un CAVE. Il est important de noter que ces deux expériences fonctionnent en mode "synchrone", c'est-à-dire que les sujets ne peuvent effectuer les tâches mentales qu'à des instants précis et non pas quand ils le souhaitent.

En effet, mettre au point des BCI asynchrones est une tâche encore très difficile [42].

Un autre type de signal pouvant être utilisé pour contrôler une BCI est le rythme μ . En effet, il a été montré que ce rythme, qui correspond aux oscillations cérébrales dans la bande de fréquence 8-13 Hz, peut être contrôlé en amplitude, suite à un entraînement adapté [47]. Pineda *et al* ont utilisé ce signal afin d'effectuer des rotations dans un jeu vidéo en 3D, de type "First Person Shooter" (FPS) [36]. Plus précisément, si les sujets produisaient un rythme μ élevé (supérieur à un seuil) cela entraînait des rotations vers la droite tandis qu'un rythme μ bas (inférieur à un seuil) entraînait des rotations vers la gauche. Un rythme μ entre ces deux seuils ne produisait aucun effet, ce qui permettait un fonctionnement asynchrone. Cette étude a également permis de montrer que les BCI pouvaient être utilisées avec des environnements complexes, comportant de nombreux détails graphiques. De plus, la motivation supplémentaire apportée par l'EV permet de réduire le temps d'apprentissage nécessaire au sujet pour qu'il contrôle son activité cérébrale.

3.2.2 Déplacement dans l'environnement virtuel

Plusieurs chercheurs ont également démontré la possibilité de se déplacer dans des environnements virtuels en utilisant des BCI. Leeb, Friedmann, Pfurtscheller *et al* ont mis au point une expérience dans laquelle les sujets pouvaient avancer dans une rue virtuelle grâce à ce type d'interface. Pour cela, il leur fallait imaginer des mouvements des pieds pour avancer et imaginer des mouvements de la main droite pour s'arrêter [17] [24] [25] [34]. Ce système fonctionne en mode synchrone et a également été évalué avec différents périphériques immersifs. Ceci a confirmé que généralement, plus l'immersion et donc la présence était élevée, plus les sujets obtenaient de bonnes performances. Cela a également permis de se rendre compte qu'un déplacement dans un EV était généralement un retour plus motivant pour les sujets qu'une rotation en EV.

Ron-Angevin *et al* ont eux aussi étudié le déplacement en environnement virtuel piloté par une BCI. Dans leur système, les sujets, équipés d'un casque RV de type HMD (Head Mounted Display), devaient conduire une voiture et lui faire éviter des obstacles présents sur la route [38] [39] [40]. Pour cela, un mouvement imaginé de la main droite déplaçait la voiture sur la droite tandis qu'une tâche mentale de relaxation (c'est-à-dire aucune tâche mentale particulière) déplaçait la voiture sur la gauche. Tout comme dans le système précédent, cette BCI fonctionne en mode synchrone. L'étude a comparé ce retour en EV avec un retour classique, composé de flèches et de croix indiquant le type d'activité mentale identifié. Il a alors été montré qu'en EV les sujets obtenaient de meilleures performances qu'avec le retour classique.

Des travaux très récents, effectués par Scherer *et al*, ont permis de mettre au point une BCI asynchrone, permettant de naviguer librement dans un monde virtuel [41]. Dans ce système, les utilisateurs devaient imaginer des mouvements des pieds pour avancer et des mouvements des mains gauche ou droite pour changer la direction du déplacement vers la gauche ou vers la droite. Ce système s'est avéré fonctionnel, assez naturel et très motivant pour les utilisateurs.

3.3 Sélection et manipulation d'objets virtuels

Deux études principales se sont intéressées à la sélection/manipulation d'Objets Virtuels (OV) à l'aide de BCI. Dans la première étude, Lalor *et al* ont mis au point un jeu vidéo 3D immersif contrôlé par une BCI [23]. Dans ce jeu vidéo, un monstre devait aller d'une plateforme à l'autre en marchant le long d'une corde, équipé d'un long baton de funambule. De temps en temps ce monstre perdait son équilibre et l'utilisateur devait le rétablir en tirant sur l'extrémité gauche ou droite de son baton.

Pour cela des échiquiers étaient visibles sur chaque extrémité du baton. Tous les deux clignotaient de façon continue mais chacun avait une fréquence de clignotement propre. L'observation d'un stimulus visuel émis de façon fréquente, déclenche un signal cérébral appelé potentiel visuel évoqué de type "Steady State". Ce signal a une fréquence similaire à la fréquence d'émission du stimulus. Ainsi, l'analyse des EEG permettait d'identifier quel échiquier le sujet était en train de regarder et ainsi de rétablir l'équilibre du monstre du côté de cet échiquier.

Dans une seconde étude, Bayliss a mis au point un nouveau système se servant du signal P300 en EV. Dans son expérience, les sujets se trouvaient plongés dans un appartement virtuel et devaient activer ou désactiver (ON-OFF) différents objets présents, tels qu'un interrupteur contrôlant la lumière, une télévision ou encore une chaîne Hi-Fi [4]. Dans ce but, des sphères de couleur apparaissaient aléatoirement au-dessus des différents objets. L'utilisateur devait compter les sphères apparaissant au-dessus de l'objet qu'il voulait activer. Ce protocole déclenchait chez le sujet un P300 lors de l'apparition de la sphère. L'identification de ce P300 permettait alors d'activer/désactiver l'objet en question.

3.4 Discussion

Ces différentes études ont démontré la possibilité de connecter des BCI à des EV. Elles ont également montré qu'utiliser des BCI en EV avait plusieurs avantages. D'une part, la RV apporte un surcroît de motivation aux utilisateurs de BCI qui leur permet d'obtenir de meilleures performances et d'apprendre plus vite à maîtriser leur activité cérébrale. D'autre part les BCI s'avèrent être une interface prometteuse pour la RV puisqu'elle permet déjà d'effectuer trois des quatre types d'interaction en environnements virtuels identifiées par Bowman, à savoir naviguer, sélectionner et manipuler des objets virtuels [9]. Le quatrième type d'interaction, c'est-à-dire le contrôle d'application, n'a pas, pour l'instant, été effectuée par une BCI en EV. Cependant, contrôler des applications en utilisant des BCI est déjà proposé pour la bureautique par Moore par exemple [30]. Par conséquent, proposer cette dernière interaction dans des EV semble être parfaitement réalisable.

Cependant, les BCI ont encore des capacités assez limitées. Par exemple, le nombre de tâches mentales (ou classes) actuellement reconnaissables avec un taux d'erreur acceptable dépasse rarement trois, et est le plus souvent limité à deux. De même, la grande majorité des BCI actuelles fonctionne en mode synchrone. Concevoir des BCI multi-classes permettrait d'augmenter le nombre de commandes disponibles et donc d'augmenter la liberté de mouvements. De la même façon, des BCI asynchrones rendraient l'utilisation de l'interface plus naturelle et plus confortable [41].

4 LE PROJET OPEN-VIBE

Les travaux présentés dans la suite de cet article (partie 5) s'inscrivent dans le cadre du projet Open-ViBE. Ce projet est entièrement consacré à l'utilisation des interfaces cerveau-machine pour la réalité virtuelle. Cette partie présente donc brièvement le projet et décrit certains résultats obtenus par le consortium Open-ViBE.

4.1 Contexte du projet Open-ViBE

Open-ViBE [1] [2] est un projet multipartenaires qui vise à développer un environnement logiciel open-source proposant de nouvelles techniques pour obtenir des interfaces cerveau-machine plus efficaces pour la réalité virtuelle. Open-ViBE est un projet RNTL (Réseau National des Technologies Logicielles) financé par l'ANR (Agence National de la Recherche) ayant démarré à la fin de l'année 2005 pour une durée de trois ans. Le partenariat d'Open-ViBE implique des compétences scientifiques complémentaires : l'INRIA (réalité virtuelle, génie logiciel), France Télécom R&D (traitement du signal, interfaces homme-machine),

l'INSERM Unité 280 (neurophysiologie, EEG temps-réel), et l'AFM (spécifications, évaluations).

Les deux principales innovations technologiques attendues du projet Open-ViBE concernent :

- des techniques de retour d'information vers l'utilisateur concernant son activité cérébrale basées sur des représentations en temps-réel et en réalité virtuelle qui constitueront autant de sources d'amélioration pour l'apprentissage et le contrôle de cette activité
- de nouvelles techniques de traitement et d'identification des données cérébrales basées sur des expérimentations neurophysiologiques qui caractériseront de meilleurs indicateurs physiologiques.

Le développement de plusieurs démonstrateurs est prévu dans le cadre d'Open-ViBE afin d'illustrer l'utilisabilité des résultats obtenus. Il s'agira notamment de proposer une interaction ludique avec un environnement virtuel telle qu'une navigation en RV par la pensée.

4.2 Premiers résultats du projet Open-ViBE

Parmi les premiers résultats obtenus par le consortium Open-ViBE, nous pouvons distinguer :

- une technique de visualisation 3D de l'activité cérébrale en RV [2]
- une technique d'identification de tâches mentales par localisation de sources intra-cérébrales [15]

Dans le premier cas, il s'agit de pouvoir visualiser l'activité électrique complète du cerveau en RV, en temps-réel et "on-line", c'est-à-dire lorsque l'utilisateur est équipé du système d'acquisition EEG. Les signaux électriques mesurés à la surface du scalp et acquis par la machine EEG sont utilisés pour reconstruire l'activité électrique en 2394 voxels, dans le volume cérébral [2]. Le logiciel utilise pour cela la technique de modèle inverse (reconstruction 3D) et de localisation de sources intracérébrales LORETA (LOw Resolution Electromagnetic Tomography) [31]. L'activité électrique est alors représentée au niveau de chacun des voxels par des objets graphiques (sphères, cônes, etc) dont la taille, la forme, l'opacité et/ou la couleur peuvent varier en fonction de l'intensité ou de la direction de l'activité (voir Figure 2). Des textures 3D peuvent être ajoutées à la scène 3D pour faciliter la compréhension de l'environnement virtuel. La possibilité d'activer la vision stéréoscopique doit également permettre d'améliorer la perception des profondeurs et des distances entre les voxels, et de favoriser le sentiment d'immersion et de présence de l'utilisateur.

Dans le deuxième cas, il s'agit d'une technique permettant d'identifier, dans une BCI, le type d'activité cérébrale effectué par l'utilisateur, à l'aide du modèle inverse sLORETA [15]. La méthode sLORETA (standardized LOw Resolution Electromagnetic Tomography) permet de localiser les sources d'activité dans le cerveau avec une précision supérieure à celle de LORETA [32]. Or, on sait que chaque région du cerveau correspond à une ou plusieurs fonctionnalités. Cela signifie que si l'on sait où, dans le volume cérébral, se trouvent les sources d'activité cérébrale alors on peut identifier quelle est la tâche mentale effectuée. Cette méthode a été appliquée pour l'identification d'intention de mouvement d'un doigt de la main gauche ou de la main droite. Dans ce but, le jeu de données IV, fournies lors de la "BCI compétition 2003" a été utilisé. Cette compétition visait à identifier les meilleurs algorithmes sur différents jeux de données [7]. Pour ce problème, les régions cérébrales mises en jeu par ces deux tâches ont été identifiées à l'aide d'une analyse statistique. La méthode d'identification d'activité par modèle inverse, couplée à l'utilisation du filtre spatial CSP (Common Spatial Pattern) et à un classifieur linéaire, s'est alors révélée aussi efficace que la méthode gagnante sur le jeu de données IV. En effet, le taux d'identification correcte obtenu était de 84%, ce qui démontre l'efficacité de la technique.

5 CLASSIFICATION D'EEG PAR SYSTÈME D'INFÉRENCE FLOU

Dans le cadre du projet Open-ViBE, un de nos objectifs est de mettre au point des méthodes nouvelles et performantes pour classer les données cérébrales et ainsi concevoir des BCI efficaces et robustes. Jusqu'à présent, les chercheurs de la communauté BCI ont déjà exploré de nombreux algorithmes de classification [28]. Parmi ceux-ci on peut citer les classifieurs linéaires, les Séparateurs à Vastes Marges (SVM) ou bien encore les réseaux de neurones artificiels. Cependant, un type d'algorithme de classification demeure très peu utilisé : les classifieurs basés sur la logique floue. Les Systèmes d'Inférence Flous (SIF), qui appartiennent à cette catégorie, n'ont jamais été utilisés pour concevoir des BCI. Pourtant ceux-ci ont de nombreux avantages. En effet ils sont :

- des approximateurs universels, ce qui veut dire qu'ils peuvent approximer n'importe quelle fonction [44] ;
- interprétables, c'est-à-dire que l'on peut aisément extraire de la connaissance de ce qu'ils ont automatiquement appris [12] ;
- extensibles, ce qui signifie que l'on peut facilement leur ajouter de la connaissance *a priori* [12] ;
- utilisés avec succès dans de nombreux problèmes de reconnaissance de formes, tels que [11] [3] ;
- adaptés à la classification de signaux biomédicaux [11].

C'est pourquoi l'utilisation de ces algorithmes pour les BCI semble prometteuse [27].

Cette partie présente l'algorithme de SIF utilisé, puis rapporte les résultats d'une évaluation menée sur des données EEG correspondant à de l'imagerie motrice.

5.1 Algorithme utilisé

Lors de notre étude, nous avons choisi d'utiliser l'algorithme de Chiu [12] [13]. En effet cet algorithme a la propriété d'être robuste au bruit et d'être généralement plus efficace que des réseaux de neurones, selon son auteur. Comme la plupart des algorithmes de classification, il requiert au préalable une phase d'apprentissage (aussi appelée entraînement) visant, ici, à apprendre des règles floues. Cet apprentissage fonctionne comme suit :

- **Classification non supervisée des données d'apprentissage** : Un algorithme d'apprentissage non supervisé, appelé *subtractive clustering* sépare tout d'abord les données de chaque classe en différents clusters. Cet algorithme a l'avantage d'être robuste au bruit et de déterminer automatiquement le nombre de clusters et leurs positions. Il requiert cependant que l'utilisateur précise la taille R_a des clusters.

- **Génération initiale de règles floues** : Pour chaque cluster j , appartenant à la classe Cl_i , une règle "si-alors" floue est générée :

Si X_1 est A_{j1} et X_2 est A_{j2} et ... alors la classe est Cl_i

Où X_k est le k^{ieme} élément du vecteur de caractéristiques, A_{jk} est une fonction d'appartenance floue gaussienne, décrivant la forme du cluster, le long de la k^{ieme} dimension :

$$A_{jk}(X_k) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{X_k - x_{jk}}{\sigma_{jk}}\right)^2\right\} \quad (1)$$

où x_{jk} est le k^{ieme} élément du vecteur représentant le centre du cluster et σ_{jk} est une constante positive, qui est initialement identique pour tous les A_{jk} .

- **Optimisation des règles floues** : Enfin, les différents paramètres des règles, c'est-à-dire les fonctions d'appartenance floues A_{jk} , sont optimisés grâce à des méthodes de descente de gradient :

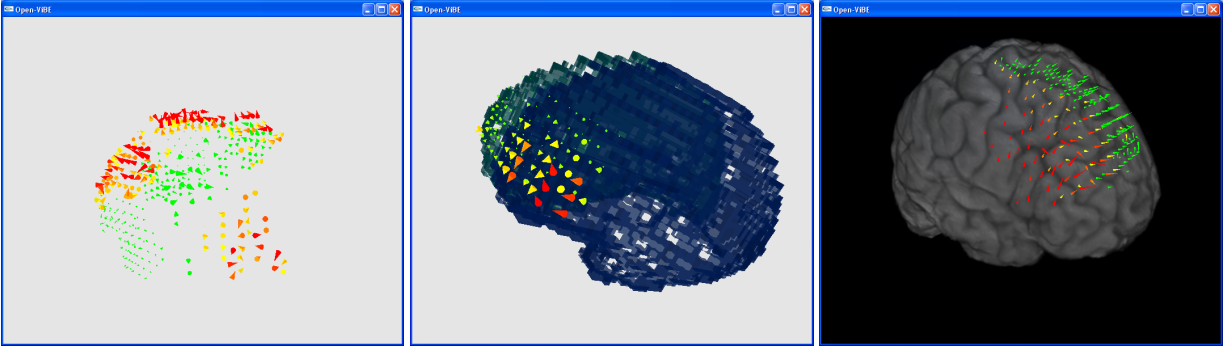


FIG. 2: Visualisation 3D d'activité cérébrale en réalité virtuelle

$$x_{jk} \leftarrow x_{jk} - \lambda \frac{\partial E}{\partial x_{jk}} \text{ et } \sigma_{jk} \leftarrow \sigma_{jk} - \lambda \frac{\partial E}{\partial \sigma_{jk}} \quad (2)$$

où λ est un taux d'apprentissage positif et E une mesure de l'erreur de classification sur l'ensemble d'apprentissage.

Il a été montré que, dans le but d'augmenter les performances du classifieur, les fonctions d'appartenance pouvaient être des gaussiennes à deux côtés [12], composées d'une région "plateau", définie par deux moyennes μ_g et μ_d , et des déviations standards, σ_g et σ_d , différentes à gauche et à droite de ce plateau (voir Tableau 1 pour un exemple).

Une fois cette étape d'apprentissage effectuée, le SIF peut classifier un nouveau vecteur de caractéristiques $X = [X_1, \dots, X_N]$ en calculant pour chaque règle floue son degré de satisfaction $\mu(X)$:

$$\mu(X) = \prod_{k=1}^N A_{jk}(X_k) \quad (3)$$

La règle qui a le plus haut degré de satisfaction détermine alors la classe de X .

5.2 Données EEG d'évaluation

Lors de cette étude nous avons travaillé sur les données provenant de l'ensemble IIIb de la dernière "BCI competition", en 2005 [8]. Cette compétition met à disposition de tous des jeux de données EEG enregistrées suivant différents protocoles. Chaque ensemble de données, correspondant à un protocole particulier, est divisé en deux sous-ensembles : un ensemble d'apprentissage et un ensemble de test. Dans l'ensemble d'apprentissage, chaque enregistrement de signaux EEG est étiqueté avec la tâche mentale effectuée lorsqu'il a été enregistré. Les données de l'ensemble de test sont, quant à elles, non étiquetées. L'objectif des participants à la compétition est d'identifier les tâches mentales correspondant aux données de l'ensemble de test après avoir sélectionné les paramètres optimaux pour leurs algorithmes à l'aide de l'ensemble d'apprentissage. Le gagnant de la compétition est celui qui obtient le meilleur taux de reconnaissance. Les données de cette compétition sont donc fréquemment utilisées pour évaluer l'efficacité de nouveaux algorithmes.

Le jeu IIIb correspond à des EEG enregistrés lorsque des sujets devaient imaginer des mouvements de la main gauche ou droite. Il y avait donc deux classes à identifier. Ces signaux EEG ont été enregistrés chez 3 sujets, en utilisant seulement deux électrodes bipolaires, C3 et C4 [26] [43].

5.3 Extraction de caractéristiques

Afin de pouvoir classifier ces données, il a tout d'abord fallu extraire des caractéristiques de ces signaux. Le nombre d'électrodes étant trop petit pour pouvoir utiliser l'algorithme de localisation de

sources présenté précédemment (partie 4.2), nous avons opté pour des puissances de bandes comme caractéristiques. Celles-ci sont simplement le carré de l'amplitude du signal, préalablement filtré dans une certaine bande de fréquence. Il fallait donc définir quelles étaient les bandes de fréquences les plus utiles pour discriminer les deux classes. Dans ce but, nous avons effectué un test statistique (test-t apparié) comparant les moyennes des caractéristiques pour les deux classes, pour différentes bandes de fréquences. Nous avons alors trouvé que les fréquences réactives se situaient dans les bandes α (8-14 Hz) et β (20-29 Hz). Il faut noter que ces bandes de fréquences réactives, bien que toujours situées dans les bandes α et β , étaient différentes pour chaque sujet. Nous avons alors obtenu le vecteur de caractéristique $[C3_\alpha, C3_\beta, C4_\alpha, C4_\beta]$, qui contient la puissance moyenne du signal dans les bandes α et β , pour chacune des électrodes C3 et C4.

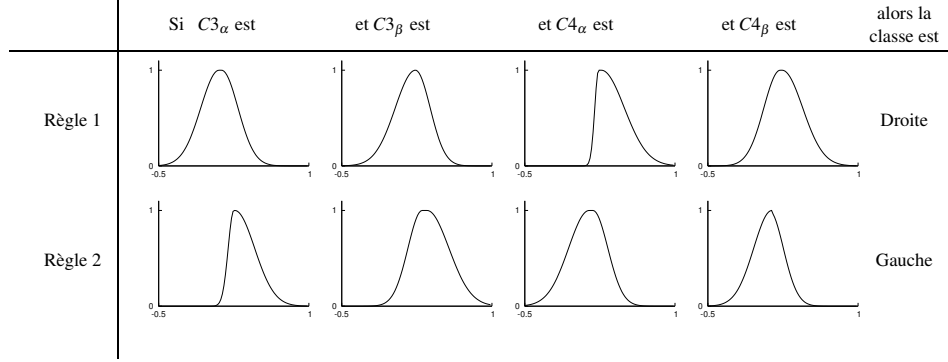
5.4 Interprétabilité et Extensibilité

Un SIF a été entraîné sur les ensembles d'apprentissage de chacun des 3 sujets, en utilisant les vecteurs de caractéristiques évoqués précédemment. Il est intéressant de remarquer que pour chaque sujet, le classifieur a appris seulement deux règles, c'est-à-dire une par classe. Les règles obtenues pour le sujet 1 sont visibles dans le Tableau 1.

L'interprétation de ces règles montre que la puissance dans les bandes de fréquences α et β , pour l'électrode C3, est plus basse pour la classe "Droite" que pour la classe "Gauche". De la même façon, la puissance dans les mêmes bandes de fréquences, pour l'électrode C4, est plus élevée pour la classe "Droite" que pour la classe "Gauche". Ce phénomène est connu sous le nom de Désynchronisation Relative à un Evénement (DRE). En effet, il a été découvert que lorsque l'on imagine un mouvement d'une main, la puissance diminue dans le cortex moteur situé du côté opposé à la main imaginée [33]. Aucune connaissance *a priori* n'a été utilisée pour la conception de ce classifieur, et pourtant le SIF a tout de même été capable d'extraire des informations pertinentes sur les DRE, et de les présenter sous une forme compréhensible. Cela démontre donc un avantage majeur des SIF : ils sont aisément interprétables. Dans le domaine des BCI, cet avantage est non négligeable car il peut permettre d'extraire automatiquement de la connaissance sur le fonctionnement du cerveau, et ce lors de la mise au point de BCI.

Enfin, étant donné que les SIF sont un ensemble de règles floues, on peut imaginer créer des règles à la main et les ajouter ensuite aux règles déjà existantes. Ces règles "faites-main" peuvent par exemple représenter une connaissance *a priori* du domaine, et qui pourrait servir à augmenter les performances de l'algorithme. Les SIF sont ainsi extensibles [12].

TAB. 1: Règles floues obtenues pour le sujet 1



5.5 Analyse comparative

Nous avons comparé le SIF à d'autres classifieurs très populaires pour la mise au point de BCI [28], dans le but de savoir si ces algorithmes ont des performances (précision de classification) compatibles avec leur utilisation dans ces interfaces. Les classifieurs qui ont été utilisés pour la comparaison sont :

- un classifieur linéaire : un Perceptron [16] ;
- un SVM avec noyau gaussien [10] ;
- un Perceptron MultiCouche (PMC), c'est-à-dire un réseau de neurones artificiels [6].

Ces trois classifieurs ont été implémentés à l'aide de la bibliothèque C++ d'algorithmes d'apprentissage "Torch" [14]. Concernant l'entraînement de tous les classifieurs, les valeurs optimales de leurs hyperparamètres (rayon R_α pour le SIF, paramètre de régularisation C pour le SVM, etc.) ont été sélectionnées par validation croisée (10-fold cross validation). Enfin, une fois entraînés, tous ces classifieurs ont été testés sur les ensembles de tests des trois sujets. Le tableau 2 résume les taux de classification moyens obtenus par chacun d'entre eux. Ce tableau montre que le SIF a ob-

TAB. 2: Taux de classification correcte des différents classifieurs

Sujet	SIF	SVM	PMC	Perceptron
Sujet 1	86.7%	86.8%	86.6%	84.1%
Sujet 2	74.7%	75.9%	75.5%	71.8%
Sujet 3	75.7%	75.4%	74.6%	72.7%
Moyenne	79%	79.4%	78.9%	76.2%

tenu de meilleurs résultats que le Perceptron, et des résultats similaires au SVM et au PMC, qui sont pourtant des classifieurs réputés comme les plus efficaces pour les BCI. Les SIF sont donc également des classifieurs puissants pour la conception de BCI.

5.6 Discussion

Au cours de cette étude nous avons exploré l'utilisation des systèmes d'inférence flous pour la conception de BCI. Nous les avons évalués sur des données EEG couramment utilisées, à savoir de l'imagerie motrice. Cette étude a montré que, pour ce type de données, les systèmes d'inférence flous ont obtenu de meilleurs résultats qu'un perceptron et des résultats similaires à ceux obtenus par un SVM ou un PMC. Ces bonnes performances, ajoutées au fait que les SIF sont interprétables et extensibles, font d'eux des algorithmes adaptés et intéressants pour les BCI.

6 CONCLUSION

Dans la première partie de cet article, nous avons proposé un état-de-l'art sur l'utilisation des interfaces cerveau-ordinateur (aussi appelées Brain-Computer Interfaces (BCI)) en environnement virtuel. De telles interfaces permettent à des individus d'envoyer des messages uniquement par le biais de leur activité cérébrale. Nous avons ainsi vu que les BCI permettent déjà de naviguer dans des environnements virtuels et de manipuler ou de sélectionner des objets virtuels.

Dans la deuxième partie, nous avons proposé une méthode, à base de Systèmes d'Inférence Flous (SIF), permettant d'identifier les différents types d'activité cérébrale utilisés dans les BCI. Cette méthode s'est avérée efficace, puisqu'elle a obtenu des taux de reconnaissance similaires ou meilleurs que les algorithmes traditionnellement utilisés. De plus, les SIF permettent une interprétation aisée de la connaissance qu'ils ont automatiquement apprise. Enfin, ils permettent d'utiliser facilement de la connaissance *a priori* que l'on pourrait avoir sur les différentes tâches mentales utilisées pour contrôler l'interface. Nous avons donc montré l'intérêt des SIF pour la classification de données cérébrales dans les BCI.

Travaux futurs : Nos premiers travaux nous ont permis de mettre au point les outils nécessaires à l'identification automatique de tâches mentales dans les BCI. Ceux-ci seront intégrés prochainement dans l'environnement logiciel Open-ViBE. Nos prochains travaux vont désormais consister à utiliser ces différents algorithmes afin de coupler une BCI à des environnements virtuels et de proposer des interactions nouvelles et innovantes. Il s'agira alors d'identifier les paradigmes d'interaction et les tâches mentales les plus adaptées et les plus naturelles. Notre objectif au sein d'Open-ViBE sera de réaliser des environnements virtuels ludiques pouvant être contrôlés par des personnes handicapées à l'aide d'une BCI.

REMERCIEMENTS

Ce travail a été soutenu par l'Agence National pour la Recherche (ANR) ainsi que par le Réseau National des Technologies Logicielles (RNTL) à travers le projet Open-ViBE.

RÉFÉRENCES

- [1] Open-vibe project, 2006. <http://www.irisa.fr/siames/OpenViBE/>.
- [2] C. Arrouët, M. Congedo, J. E. Marvie, F. Lamarche, A. Lecuyer, and B. Arnaldi. Open-vibe : a 3d platform for real-time neuroscience. *Journal of Neurotherapy*, 2004.
- [3] O. F. Bay and A. B. Usakli. Survey of fuzzy logic applications in brain-related researches. *Journal of Medical Systems*, 2003.

- [4] J. D. Bayliss. The use of the p3 evoked potential component for control in a virtual apartment. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 11(2), 2003.
- [5] J. D. Bayliss and D. H. Ballard. A virtual reality testbed for brain-computer interface research. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8(2), 2000.
- [6] C. M. Bishop. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press, 1996.
- [7] B. Blankertz, K. R. Müller, G. Curio, T. M. Vaughan, G. Schalk, J. R. Wolpaw, A. Schlögl, C. Neuper, G. Pfurtscheller, T. Hinterberger, M. Schröder, and N. Birbaumer. The bci competition 2003 : Progress and perspectives in detection and discrimination of eeg single trials. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(6) :1044–1051, 2004.
- [8] B. Blankertz, K. R. Müller, D. J. Krusienski, G. Schalk, J. R. Wolpaw, A. Schlögl, G. Pfurtscheller, J. D. R. Millan, M. Schroder, and N. Birbaumer. The bci competition iii : Validating alternative approaches to actual bci problems. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 14(2) :153–159, 2006.
- [9] D. Bowman. *Interaction Techniques for Common Tasks in Immersive Virtual Environments : Design, Evaluation, and Application*. PhD thesis, Georgia Institute of Technology, 1999.
- [10] C. J. C. Burges. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Knowledge Discovery and Data Mining*, 2, 1998.
- [11] F. H. Y. Chan, Y. S. Yang, F. K. Lam, Y. T. Zhang, and P. A. Parker. Fuzzy emg classification for prosthesis control. *IEEE transactions on rehabilitation engineering*, 8(3) :305–311, 2000.
- [12] S. L. Chiu. An efficient method for extracting fuzzy classification rules from high dimensional data. *Journal of Advanced Computational Intelligence*, 1 :31–36, 1997.
- [13] S. L. Chiu. Extracting fuzzy rules from data for function approximation and pattern classification. *Chapter 9 in Fuzzy Information Engineering : A Guided Tour of Applications*, ed. D. Dubois, H. Prade, and R. Yager, John Wiley and Sons, 1997.
- [14] R. Collobert, S. Bengio, and J. Mariéthoz. Torch : a modular machine learning software library. *IDAP-RR 02-46*, 2002.
- [15] M. Congedo, F. Lotte, and A. Lécuyer. Classification of movement intention by spatially filtered electromagnetic inverse solutions. *Physics in Medicine and Biology*, 51(8) :1971–1989, 2006.
- [16] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork. *Pattern Recognition, second edition*. WILEY-INTERSCIENCE, 2001.
- [17] D. Friedmann, R. Leeb, C. Keinrath, C. Guger, M. Garau, G. Pfurtscheller, and M. Slater. Navigating virtual reality by thought : First steps. In *7th Annual International Workshop on Presence, PRESENCE 2004*, pages 160–167, 2004.
- [18] D. Friedmann, M. Slater, A. Steed, R. Leeb, G. Pfurtscheller, and C. Guger. Using a brain-computer-interface in a highly immersive virtual reality. In *IEEE VR Workshop*, 2004.
- [19] C. Guger, W. Harkam, C. Hertnaes, and G. Pfurtscheller. Prosthetic control by an eeg-based brain-computer interface (bci). In *Proc. AAATE 5th European Conference for the Advancement of Assistive Technology*, 1999.
- [20] A. Hiraiwa, K. Shimohara, and Y. Tokunaga. Eeg topography recognition by neural networks. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 9(3) :39–42, 1990.
- [21] T. Hoya, G. Hori, H. Bakardjian, T. Nishimura, T. Suzuki, Y. Miyawaki, A. Funase, and J. Cao. Classification of single trial eeg signals by a combined principal + independent component analysis and probabilistic neural network approach. In *Proceedings ICA2003*, pages 197–202, 2003.
- [22] A. Kübler, B. Kotchoubey, J. Kaiser, J. R. Wolpaw, and N. Birbaumer. Brain-computer communication : unlocking the locked in. *Psychology Bulletin*, 127(3) :358–375, 2001.
- [23] E. Lalor, S. P. Kelly, C. Finucane, R. Burke, R. Smith, R. Reilly, and G. McDarby. Steady-state vep-based brain-computer interface control in an immersive 3-d gaming environment. In *EURASIP*, 2003.
- [24] R. Leeb, C. Keinrath, D. Friedman, C. Guger, C. Neuper, M. Slater, and G. Pfurtscheller. Walking from thoughts : Not the muscles are crucial but the brain waves ! In *Proceedings of the 8th Annual International Workshop on Presence, PRESENCE 2005*, pages 25–32, 2005.
- [25] R. Leeb and G. Pfurtscheller. Walking through a virtual city by thought. In *Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pages 4503–4506, 2004.
- [26] R. Leeb, R. Scherer, F. Lee, H. Bischof, and G. Pfurtscheller. Navigation in virtual environments through motor imagery. In *9th Computer Vision Winter Workshop, CVWW'04*, pages 99–108, 2004.
- [27] F. Lotte. The use of fuzzy inference systems for classification in eeg-based brain-computer interfaces. In *Proceedings of the third international Brain-Computer Interface workshop and training course*, pages 12–13, 2006.
- [28] D. J. McFarland, C. W. Anderson, K.-R. Muller, A. Schlögl, and D. J. Krusienski. Bci meeting 2005-workshop on bci signal processing : feature extraction and translation. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 14(2) :135 – 138, 2006.
- [29] J. Millán and J. Mourino. Asynchronous BCI and local neural classifiers : An overview of the Adaptive Brain Interface project. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, Special Issue on Brain-Computer Interface Technology*, 2003.
- [30] M. M. Moore. Real-world applications for brain-computer interface technology. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 11(2) :162–165, 2003.
- [31] R. D. Pascual-Marqui. Review of methods for solving the eeg inverse problem. *International Journal of Bioelectromagnetism*, 1 :75–86, 1999.
- [32] R. D. Pascual-Marqui. Standardized low resolution brain electromagnetic tomography (sloreta) : technical details. *Methods and Findings in Experimental and Clinical Pharmacology*, 24D :5–12, 2002.
- [33] G. Pfurtscheller and W. Klimesch. Event-related synchronization and desynchronization of alpha and beta waves in a cognitive task. *E. Basar & T. H. Bullock Eds., Induced rhythms in the brain*, pages 117–128, 1992.
- [34] G. Pfurtscheller, R. Leeb, C. Keinrath, D. Friedman, C. Neuper, C. Guger, and M. Slater. Walking from thought. *Brain Research*, 1071(1) :145–152, 2006.
- [35] G. Pfurtscheller and C. Neuper. Motor imagery and direct brain-computer communication. *proceedings of the IEEE*, 89(7) :1123–1134, 2001.
- [36] J. A. Pineda, D. S. Silverman, A. Vankov, and J. Hestenes. Learning to control brain rhythms : Making a brain-computer interface possible. *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering*, 11(2) :181–184, 2003.
- [37] A. Rakotomamonjy, V. Guigue, G. Mallet, and V. Alvarado. Ensemble of svms for improving brain computer interface p300 speller performances. In *International Conference on Artificial Neural Networks*, 2005.
- [38] R. Ron-Angevin and A. D. Estrella. Effects of multimodal user interface in bci performance. In *Proceedings of the third international Brain-Computer Interface workshop and training course*, pages 72–73, 2006.
- [39] R. Ron-Angevin, A. D. Estrella, and A. Reyes-Lecuona. Development of a brain-computer interface (bci) based on virtual reality to improve training techniques. *Applied Technologies in Medicine and Neuroscience*, pages 13–20, 2005.
- [40] R. Ron-Angevin, A. Reyes-Lecuona, and A. D. Estrella. The use of virtual reality to improve bci training techniques. In *Proceedings of the second international Brain-Computer Interface workshop*, pages 79–80, 2004.
- [41] R. Scherer, F. Lee, H. Bischof, and G. Pfurtscheller. Asynchronous (self-paced) brain-computer communication : Exploring the "freespace" virtual environment. In *Proceedings of the third international Brain-Computer Interface workshop and training course*, pages 110–111, 2006.
- [42] G. Townsend, B. Graimann, and G. Pfurtscheller. Continuous eeg classification during motor imagery-simulation of an asynchronous bci. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 12(2) :258–265, 2004.
- [43] C. Vidaurre, A. Schlögl, R. Cabeza, and G. Pfurtscheller. A fully online adaptive brain computer interface. *Biomed. Tech. Band, Special*

issue, 49 :760–761, 2004.

- [44] L. X. Wang. Fuzzy systems are universal approximators. *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 1992.
- [45] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller, and T. M. Vaughan. Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical Neurophysiology*, 113(6) :767–791, 2002.
- [46] J. R. Wolpaw, G. E. Loeb, B. Z. Allison, E. Donchin, O. F. do Nascimento, W. J. Heetderks, F. Nijboer, W. Shain, and J. N. Turner. Bci meeting 2005–workshop on signals and recording methods. *IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering.*, 14(2) :138–141, 2006.
- [47] J. R. Wolpaw, D. J. McFarland, G. W. Neat, and C. A. Forneris. An eeg-based brain-computer interface for cursor control. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 78 :252–259, 1991.